

МАТЕМАТИЧНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

УДК 004.832.2 : 004.853

МЕТОД ПЛАНУВАННЯ ДІЙ СПЕЦІАЛІЗОВАНИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ АГЕНТІВ НА ОСНОВІ ОНТОЛОГІЧНОГО ПІДХОДУ

В. В. Литвин¹, Р. В. Вовнянка¹, Д. Г. Досин^{1,2}

¹ Національний університет “Львівська політехніка”;

² Фізико-механічний інститут ім. Г. В. Карпенка НАН України, Львів

E-mail: vasy117.lytvyn@gmail.com

Побудовано інтелектуальні агенти планування дій, ядром баз знань яких є онтології. Розроблено метод функціонування інтелектуальних агентів планування дій з використанням онтологічного підходу та класифіковано агентні системи з погляду їх функціонування на основі онтологій. Побудовано критерій раціональної поведінки інтелектуального агента на основі методів стимулювального навчання, що, на відміну від інших підходів, дає змогу формалізувати функціонування інтелектуальних агентів планування дій. Розроблений метод дав можливість створювати ефективні інтелектуальні агенти планування дій у тих предметних областях, де знання чітко формалізуються через онтології.

Ключові слова: *інтелектуальний агент, онтологія, база знань, стимулювальне навчання, міра довіри.*

SPECIALIZED INTELLIGENT AGENTS ACTIONS PLANNING METHODS BASED ON ONTOLOGICAL APPROACH

V. V. Lytvyn¹, R. V. Vovnjanka¹, D. G. Dosyn^{1,2}

¹ Lviv Polytechnic National University;

² H. V. Karpenko Physico-Mechanical Institute of the NAS of Ukraine, Lviv

The solution of the applied task of constructing intelligent agents (IA) of action planning is proposed. The mathematical support of functioning of intellectual agents of action planning on the basis of ontologies is developed, which made it possible to formalize the behavior of such agents in the state space. The use of ontologies allows narrowing the search space for path from the initial state to the target state, rejecting irrelevant alternatives. A method of narrowing the search area for optimal IA activity is proposed.

To assess the reaction of the environment on the behaviour of the IA a method based on reinforcement learning is developed. The two-criterion optimization problem of dynamic programming is formulated, which is solved by one of the iterative methods – by principal component analysis or by the multiple criterion method, depending on the possibility to numerically estimate the target functions of this optimization problem.

The architecture of the system of planning the actions of specialized intelligence agents is proposed. It consists of an ontology that contains ontology of tasks, the solution of which is aimed at the functioning of a specialized IA, and a domain ontology, which sets out alternatives to solving individual subtasks. On the example of the problem of corrosion protection of the water supply or gas pipeline pipe the efficiency of the proposed approach is investigated. The software for the functioning of intelligent action planning agents based on constructed models, methods and algorithms has been developed, which make it possible to implement the individual components and functional modules of intellectual action planning agents on the basis of ontologies.

Keywords: *intelligent agent, ontology, knowledge base, reinforcement learning, confidence level.*

© В. В. Литвин, Р. В. Вовнянка, Д. Г. Досин, 2017

Формулювання задачі. Дослідження полягають у вирішенні прикладної задачі побудови інтелектуальних агентів (ІА) планування дій. Суть діяльності таких агентів полягає у знаходженні шляху (*Path*) із початкового стану в стан мети (*Goal*) із задоволенням певних критеріїв. Як правило, такі критерії задають раціональну поведінку ІА. Суть їх полягає у знаходженні такого *Path*, щоб затрати на перехід були мінімальні, а виграш (реакція зовнішнього середовища, в межах якого функціонує ІА) від такого переходу – максимальний. Така раціональна поведінка подібна на відому економічну модель “ціна–якість” (шукаємо товар найдешевший і найякісніший). Тобто така задача двокритеріальна.

Складність пошуку розв’язку сформульованої задачі напряму залежить від кількості альтернатив переходу між станами, в яких може перебувати ІА. Множини альтернатив переходів між станами задають простір пошуку *Path*. Для звуження простору пошуку і визначення релевантного переходу між станами використовують знання, якими володіє ІА. Основною компонентою ІА є база знань (БЗ), призначення якої полягає у зберіганні, впорядкуванні та керуванні інформацією про предметну область (ПО) та задачі, які в ній виникають. Найважливіший параметр БЗ – якість та повнота знань про ПО, яку вона задає. Якість БЗ залежить від структури та формату подання знань. Для широкого впровадження будь-якої технології чи методики необхідний чіткий і аргументований стандарт. У галузі розроблення БЗ таким стандартом стають онтології як спосіб формального подання знань. Онтологія – це знання, формально відображені на основі концептуалізації. Формально онтологія складається з понять (термінів, концептів), організованих у таксономію, відношень між поняттями, а також пов’язаних із ними аксіом і правил виведення [1–4]. Виникає задача розроблення методу використання онтологій під час функціонування ІА планування дій.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Під формальною моделлю онтології O розуміють трійку такого вигляду:

$$O = \langle C, R, F \rangle, \quad (1)$$

де C – скінченна множина понять (концептів, термінів) ПО, яку задає онтологія O ; $R: C \rightarrow C$ – скінченна множина відношень між концептами (поняттями, термінами) заданої ПО; F – скінченна множина функцій інтерпретації (аксіоматизація, обмеження), заданих на концептах чи відношеннях онтології O . Зазначимо, що природним обмеженням, що накладається на множину C , є її скінченність і непорожність, F і R мають бути скінченними множинами [1, 5–7].

Задача планування дій ZP містить три складові: множини станів S , дій A , станів мети *Goal*, тобто

$$ZP = \langle S, A, Goal \rangle. \quad (2)$$

Для ефективного планування дій ІА повинен вміти оцінювати стани та дії. Для цього скористаємося моделлю адаптивної онтології, введenu раніше [5], яку визначаємо так:

$$\hat{O} = \langle \hat{C}, \hat{R}, F \rangle, \quad (3)$$

де $\hat{C} = \langle C, W \rangle$; $\hat{R} = \langle R, L \rangle$; W – рівень важливості (вага) понять C ; L – рівень важливості (вага) відношень R .

Метод звуження пошуку у просторі станів. Суть запропонованого методу звуження простору пошуку *Path* така: окремим поняттям $\tilde{C} = \{\tilde{C}_1, \tilde{C}_2, \dots, \tilde{C}_m\}$ онтології, які задають альтернативи переходу між станами, надаємо вагу W_i , $i = 1, 2, \dots, m$. З часом вона змінюватиметься, а саме зростатиме залежно від довіри σ до джере-

ла, з якого цю альтернативу додали в онтологію. Ті поняття із множини \tilde{C} вилучатимемо, збільшення ваг яких за певний термін не перевищуватиме деякий поріг λ . Відзначимо, що існують альтернативи $C' = \{C'_1, C'_2, \dots, C'_m\}$ переходів між станами, які вилучати із онтології не можна, тобто $\tilde{C} \cap C' = \emptyset$. Такі елементи онтології визначають експерти з ПО. Крім того, вони відзначають, які концепти онтології переходять із множини \tilde{C} в C' і навпаки.

Після того, як простір пошуку *Path* звужено, розглянемо задачу вибору шляху переходу між двома сусідніми станами. Як згадувалось вище, така задача двокритеріальна. Спочатку розглянемо кожний критерій окремо, а потім зведемо задачу до одного критерію.

Нехай множини понять C описуємо характеристиками (властивостями) $X = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$; D_i – домен властивості x_i ; значення властивості x_i позначатимемо $z_i = z(x_i)$. Нехай $v(S_k)$ оцінка стану S_k ; a_j^{kl} – перехід зі стану S_k у стан S_l з використанням альтернативи a_j ; $v(a_j^{kl})$ – оцінка дії a_j^{kl} . Стан мети *Goal* буде досягнуто, коли деяка підмножина ознак X набуде певних значень $z(x, Goal)$ $\forall x \in X$.

Для вибору дій спиратимемось на раціональність поведінки ІА, тобто на прагненні мінімізувати витрати ресурсів для досягнення стану мети. Кожну дію a_j^{kl} визначають витратами ресурсів g_j^{kl} (ціна переходу зі стану в стан). Так, у задачі діагностування виробів тривалої експлуатації кожна з альтернатив характеризується витратами ресурсів та терміном експлуатації. Інформація про альтернативи, витрати ресурсів, а також термін експлуатації зберігається в онтології. Очевидно, що можуть з'являтися нові альтернативи, тому необхідний модуль поповнення онтології.

Оцінка дії прямо пропорційна до витрати ресурсів, тобто $v(a_j^{kl}) = E \cdot g_j^{kl}$, де E – скалярна величина. Задача ІА полягає в мінімізації величини

$$V^* = \sum_{i \in Path} v(a_{j_i}^i) \rightarrow \min, \quad (4)$$

де $i = (k, l)$ задає шлях переходу зі стану S_k у стан S_l ; j_i – номер альтернативи, яку вибрали для такого переходу.

Метод оцінки стану інтелектуальним агентом на основі стимулювального навчання. Для оцінки реакції зовнішнього середовища на поведінку ІА розроблено метод, який ґрунтується на стимулювальному навчанні. Формально задача має такий вигляд. Нехай на кожному кроці агент перебуває у стані s з деякої множини станів S . На кожному кроці він вибирає з наявного набору дій A деяку дію a . У відповідь на це навколишнє середовище повідомляє агенту, яку винагороду він отримав і в якому стані. У загальному випадку агент повинен досліджувати навколишнє середовище і вибирати оптимальну поведінку [8, 9].

Позначимо очікуваний виграш ІА $Q^*(S)$ у стані S ; $Y : S \times A \rightarrow Y$ – функції заохочення; $T : S \times A \rightarrow S'$ – функції переходу між станами. Задача полягає в максимізації виграшу. Зрозуміло, що в реальній ситуації на початку процесу агент перебуває в абсолютному незнанні – не відома реакція системи на жодні дії, у тому числі й переходи між станами. Однак вважатимемо, що модель задачі, яку розв'язує ІА, відома.

Згідно з теорією стимулювального навчання, оптимальне значення стану – це та винагорода, яку отримуємо, якщо ІА діє найкраще. Це значення можна отримати як розв'язок рівняння

$$Q^* = \max_{a \in A} \left(Y(S, a) + \gamma \sum_{Path} T(S, a) Q^*(S') \right). \quad (5)$$

Якщо його знаємо, то вибираємо оптимальну стратегію згідно з формулою

$$\pi^*(s) = \arg \max_a \left(Y(S, a) + \gamma \sum_{Path} T(S, a) Q^*(S') \right).$$

Таку задачу слід розв'язувати ітераційним способом.

Беручи до уваги (4) та (5), отримуємо двокритеріальну задачу. З математичної точки зору не існує ідеального методу або способу розв'язання таких задач. Кожен із них має свої переваги, недоліки та область застосування. Проаналізувавши відомі методи, обираємо метод головної компоненти, якщо цільові функції (4) або (5) можна оцінити відповідно знизу або зверху; якщо їх оцінити неможливо, то використовуємо метод комплексного критерію. Таким чином, отримуємо одну із трьох задач:

$$\min V^*, \quad Q^* \geq Q, \quad (6)$$

$$\max Q^*, \quad V^* \leq V, \quad (7)$$

$$\min f = \frac{V^*}{Q^*}. \quad (8)$$

Задачі (6)–(8) є багатокроковими оптимізаційними задачами, тобто задачами динамічного програмування. Використовуючи метод розв'язку таких задач (наприклад функціональних рівнянь), знаходимо шлях переходу з початкового стану в стан мети.

Архітектура програмного комплексу планування дій спеціалізованих інтелектуальних агентів. Пропонована архітектура системи планування дій спеціалізованих інтелектуальних агентів наведена на рис. 1.

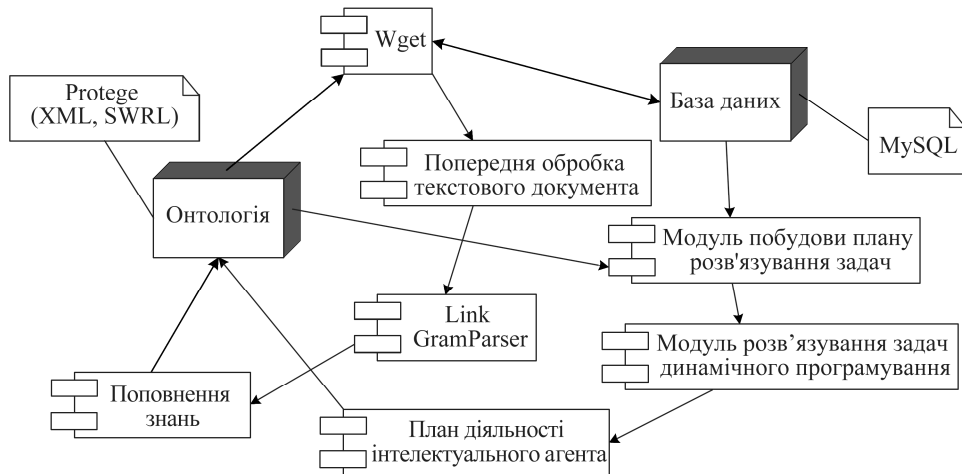


Рис. 1. Архітектура системи планування дій спеціалізованих ІА.

Архітектура системи складається із онтології, яка містить онтологію задач, на розв'язання яких націлене функціонування спеціалізованого ІА, та онтологію ПО, яка задає альтернативи розв'язання окремих підзадач. У базі даних зберігаються екземпляри окремих понять онтології, а також історія функціонування спеціалізованого ІА. Центральним модулем є модуль побудови плану розв'язування

задач, який функціонує на основі онтології та екземплярів понять онтології (бази даних) [10–12]. Після побудови простору пошуку ефективного плану дії ІА, запускається модуль розв'язування задачі динамічного програмування методом функціональних рівнянь. У результаті отримуємо план діяльності ІА. Для розбудови та редагування онтології використовуємо модуль попередньої обробки текстових документів, програмний засіб LinkGramParser для пошуку понять ПО у текстових документах, які релевантні предметній області, а також утиліту Wget для завантаження файлів за протоколами HTTP, HTTPS та FTP [13].

Функціонування системи планування дій спеціалізованих інтелектуальних агентів складається з п'яти етапів (рис. 2). Між етапами 2 та 3 знаходиться проміжний етап, який полягає в автоматизованій розбудові онтології. Діаграма цього етапу наведена на рис. 3.



Рис. 2. Діаграма функціонування системи планування дій спеціалізованих ІА.

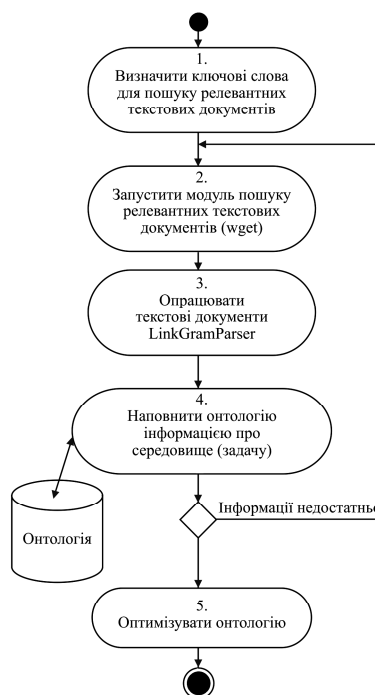


Рис. 3. Діаграма етапу автоматизованої розбудови онтології.

Приклад функціонування спеціалізованого інтелектуального агента на основі розроблених методів. Як приклад розглянемо виріб тривалої експлуатації – газову чи водогінну трубу. Проблема сформульована так: як за мінімальних затрат максимально продовжити ресурс трубопроводу, беручи до уваги, що основним обмежувальним чинником є електрохімічна корозія труби; заданий орієнтовний економічний ефект, який отримує ІА від експлуатації трубопроводу, та можливі втрати від припинення експлуатації; затрати на протикорозійний захист відомі та визначають технологію такого захисту; орієнтовні терміни безаварійної експлуатації трубопроводу за вжитих заходів із його протикорозійного захисту відомі з експертних оцінок, нормативів, даних неруйнівного контролю та технічної діагностики.

Загальне правило заміни (відновлення) покриття формулюють так: *ЯКЩО* ((Настав термін відновлення покриття) АБО (Настала подія пошкодження покриття

ву) АБО (Вимірювані параметри перевищують встановлений раніше допустимий поріг)) І (Наявні ресурси для оновлення покриття) ТО (Виконати заміну покриття).

База знань деталізує це правило через систему уточнювальних продукційних правил. Для ІА інформаційного пошуку цінною є інформація, яка дає змогу досягнути успіху у вирішенні цієї проблеми, тобто: про нові види протикорозійного захисту, що дають подовжені терміни безаварійної експлуатації; про уточнену оцінку ресурсу трубопроводу; про ефективніші технології нанесення покриттів.

Початковим станом труби є стан “необроблена”. Стан мети: “оброблена”. Завдання ділимо на шість етапів (розкриття поверхні труби, зняття захисного покриття, знежирення, ґрунтування, покриття, захист). Для виконання кожного етапу використовують альтернативні рішення. Так, для етапу зняття захисного покриття можна використати одну із трьох альтернатив: механічне, хімічне, термічне. Вся ця інформація зберігається у відповідній онтології.

Базову онтологію ПО матеріалознавства будували на основі праці [14].

Призначення онтології полягає в реалізації ІА деякого плану на основі раціональної поведінки. Така поведінка складається з чотирьох компонент: множини дій, з яких складаються етапи плану; множини обмежень впорядкування типу $A \prec B$ (A перед B); множини причинних зв'язків (інтервалів захисту) типу $A \xrightarrow{P} B$ (A досягає P для B), коли за умовами ПО P , спричинене A , не може змінитися, доки не настане стан B ; множини відкритих передумов для кожного з етапів плану.

Записано аксіоми термінів словника та атомарні висловлювання про екземпляри понять. Після цього, здійснено налагодження БЗ. Неправильні аксіоми виявлені на підставі того, що вони представляють собою неправильні твердження про світ.

Онтологія містить понад 3000 понять, 40% понять є визначеними.

Для отримання показників періоду експлуатації та вартості робіт використовуємо мову запитів SPARQL до онтології. Наприклад, у відповідь на запит:

```
PREFIX table: http://www.owl-ontologies.com/Ontology1253189272
SELECT *
FROM http://www.owl-ontologies.com/Ontology1253189272.owl
WHERE {{ $Cleaning rdfs:comment $value. $Cleaning rdfs:subClassOf <#Cleaning>. }}
ORDER BY ASC(?value)
```

система повертає методи очищення поверхонь трубопроводів: очищення ручним інструментом, електричним інструментом, комерційне очищення, очищення до майже чистого металу, очищення до чистого металу.

```
Запит: PREFIX table: http://www.owl-ontologies.com/Ontology1253189272
SELECT *
FROM http://www.owl-ontologies.com/Ontology1253189272.owl
WHERE {{ $Paints_varnishes rdfs:comment $value. $Paints_varnishes rdfs:subClassOf <#Paints_varnishes>. $Period > 20. }}
ORDER BY ASC(?value)
```

повертає інформацію про лакофарбові матеріали, які дають змогу використовувати металеву поверхню більше, ніж 20 років. Перелік матеріалів, які зберігаються в онтології, такий: “Амберкоут – 2000”, “Амберкоут СЕЛ – 600”, “FC-210/ Амберкоут”, “Протегол УР – Коутінг 32-55”, “Десмодур/Десмофен СЖГ 17605 і 18045”, “Ромпур 804”; “ГПТ”.

Кількість альтернатив для кожного етапу з використанням онтологій та без них та значення відповідних функцій наведено в таблиці.

Використання методів автоматичного наповнення онтологій дає змогу розширити кількість альтернатив розв'язування окремих етапів задачі “опрацювання” порівняно зі шаблонами праці [14]. Цим зменшується вартість обробки та збільшується гарантійний термін експлуатації виробу. Кількість альтернатив можна зменшити завдяки використанню оцінки довіри до джерел інформації. Хоча функція мети при цьому зросла, однак на експертному рівні вилучили альтернативи, нерелевантні до умов, в межах яких експлуатується виріб. Отже, можна зробити висновок про ефективність запропонованого підходу. Вузким місцем залиша-

ється розбудова онтології, її адекватність та повнота ПО, в межах якої функціонує інтелектуальний агент. Така задача оцінки якості онтологій потребує окремих наукових досліджень.

Порівняльна таблиця методів з використанням онтологій та без них

Етап	Назва етапів та функцій	Метод опрацювання за стандартом (шаблоном)	Метод опрацювання після наповнення онтології	Метод опрацювання після наповнення онтології з урахуванням оцінки довіри до джерела інформації
1	К-сть альтернатив етапу "Розкриття"	3	15	12
2	К-сть альтернатив етапу "Зняття покриву"	4	26	16
3	К-сть альтернатив етапу "Знежирення"	5	32	22
4	К-сть альтернатив етапу "Грунтування"	4	45	31
5	К-сть альтернатив етапу "Покрив"	3	39	21
6	К-сть альтернатив етапу "Захист"	4	27	17
min V	Вартість, у.о.	1200	920	950
max Q	Тривалість експлуатації, роки	20	42	42
minf=V/Q	Функція мети	60	21,9	22,6

ВИСНОВКИ

Проаналізовано проблему функціонування інтелектуальних агентів планування дій. Обґрунтовано актуальність завдання підвищення ефективності цих систем завдяки використанню онтологій, що дало змогу виділити не вирішені раніше задачі з розроблення методів та засобів використання онтологій у складі інтелектуальних агентів планування дій. Розроблено математичне забезпечення функціонування інтелектуальних агентів планування дій на основі онтологій, що дало змогу формалізувати поведінку таких агентів у просторі станів. Використання онтологій дає змогу звужувати простір пошуку шляху з початкового стану в стан мети, відкидаючи нерелевантні альтернативи. Сама задача планування діяльності інтелектуального агента зводиться до задачі динамічного програмування, де функцією мети є композиція двох функцій, які задають конкурентні критерії. Тобто у результаті отримуємо двокритеріальну задачу. Розроблено програмне забезпечення функціонування інтелектуальних агентів планування дій, яке ґрунтується на побудованих моделях, методах та алгоритмах, що дало можливість реалізувати окремі компоненти та функціональні модулі інтелектуальних агентів планування дій на основі онтологій, ядром баз знань яких є онтологія. Зокрема, розроблено ІА в галузі діагностики виробів тривалої експлуатації, центральною компонентою якого є онтологія матеріалознавства. Діяльність такого агента забезпечує задовільні розв'язки.

1. Gruber T. A translation approach to portable ontologies // Knowledge Acquisition. – 1993. – № 5 (2). – P. 199–220.

2. *Guarino N.* Formal Ontology, Conceptual Analysis and Knowledge Representation // *Int. J. Human-Computer Studies.* – 1995. – № 43 (5–6). – P. 625–640.
3. *Sowa J.* Conceptual Graphs as a universal knowledge representation / Ed.: F. Lehmann // *Semantic Networks in Artificial Intelligence, Spec. Issue of An Int. J. Computers & Mathematics with Applications.* – 1992. – **23**, № 2–5. – P. 75–95.
4. *Montes-y-Gómez M., Gelbukh A., López-López A.* Comparison of Conceptual Graphs // *Lecture Notes in Artificial Intelligence* [Електронний ресурс]. – 2000. – Vol. 1793. – Режим доступу до ресурсу: <http://ccc.inaoep.mx/~mmontesg/publicaciones/2000/ComparisonCG>.
5. *Литвин В. В.* Бази знань інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень: монографія. – Львів: Вид-во “Львівська політехніка”, 2011. – 240 с.
6. *Lytvyn V., Oborska O., Vovnjanka R.* Approach to decision support intelligent systems development based on ontologies // *Econtechmod.* – 2015. – **4**, № 4. – P. 29–35.
7. *Литвин В. В., Вовнянка Р. В.* Метод використання онтологій в петлі OODA на прикладі функціонування вищих навчальних закладів // *Складні системи і процеси.* – 2012. – № 2. – С. 38–43.
8. *Sutton R. S., Barto A. G.* Reinforcement Learning: An Introduction. – London: A Bradford Book The MIT Press Cambridge, 2012. – 320 p.
9. *Van Otterlo, M., Wiering M.* Reinforcement learning and markov decision processes. – Berlin Heidelberg: Springer, 2012. – P. 3–42.
10. *Литвин В. В., Оборська О. В., Вовнянка Р. В.* Метод моделювання процесу підтримки прийняття рішень у конкурентному середовищі // *Математичні машини й системи.* – 2014. – № 1. – С. 50–57.
11. *Оборська О. В., Вовнянка Р. В.* Моделювання поведінки раціонального агента на основі стимулюючого навчання // *Інформаційні системи та мережі: Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”.* – 2014. – № 805. – С. 61–69.
12. *Вовнянка Р. В., Досин Д. Г., Ковалевич В. В.* Метод видобування знань з текстових документів // *Інформаційні системи та мережі: Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”.* – 2014. – № 783. – С. 302–312.
13. *Литвин В. В., Вовнянка Р. В., Досин Д. Г.* Комп’ютерна система автоматизованої розбудови базової онтології CROCUS // *Електротехнічні та комп’ютерні системи.* – 2014. – № 13. – С. 135–143.
14. *Середницький Я., Банахевич Ю., Драгілев А.* Сучасна протикорозійна ізоляція в трубопроводному транспорті. – Львів; К.: ТзОВ “Сплайн”, 2005. – Ч. 3. – 286 с.

Одержано 23.06.2017